ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2017, № 3-4

УДК 004.891; 614.88

О.А. Хорозов
Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору, НАН України, Україна
Чоколівський бульвар, 13, м. Київ, 03186

МОНІТОРИНГ ПАЦІЄНТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ І МАШИННОГО НАВЧАННЯ

O.A. Khorozov
Institute of Telecommunications and Global Information Space, NAS of Ukraine, Ukraine
13, Chokolovsky Blvd., Kyiv, 03186

MONITORING PATIENTS USING FUZZY LOGIC AND MACHINE LEARNING METHODS

Досліджуються методи штучного інтелекту для автоматичного виявлення погіршення стану пацієнта, використовуючи дані від спостережень пацієнтів у реальному часі. Метою є розробка системи для розрахунку рівня ризику здоров'ю пацієнта. Експертні оцінки, закладені у правила нечіткої логіки, порівнюються з поточними значеннями показників для оцінки ризику захворювання. Визначено клас «нормального» фізіологічного стану для формування моделі машинного навчання. Суттєве відхилення значення показників від норми ідентифікується як «аномальний» клас для подальшої діагностики причин погіршення стану пацієнта.

Ключові слова: моніторинг пацієнтів, фізіологічні показники, нечітка логіка, машинне навчання.

The methods of artificial intelligence for automatically detecting the deterioration of the patient's condition are studied, using data from patient observations in real time. The goal is to develop a system for calculating risk level of the patient's health. Expert assessments contained in the rules of fuzzy logic are compared with the current values of the indicators for assessing the risk of the disease. A class of "normal" physiological state for the formation of a model of machine learning is defined. The significant values deviation from the norm is identified as "abnormal" class for further diagnosis of deterioration causes of the patient's condition.

Keywords: Patient monitoring, vital signs, fuzzy logic, machine learning.

Вступ

Моніторинг життєве важливих ознак пацієнтів у реальному часі сприяє своєчасному наданню медичної допомоги та запобігає негативним наслідкам. Телемедичні комплекси моніторингу відображають зміни фізіологічних показників, які порівнюються з експертними оцінками стану здоров'я пацієнтів. Методика є загальноприйнятою при виявленні аномальних значень показників.

Впровадження багато-сенсорних систем моніторингу потребує когнітивної обробки інформації з усвідомленням контексту відхилення показників від норми для прийняття рішень. Оцінка стану пацієнта передбачає можливість застосування підходів, які засновані на експертних системах або машинному навчанні.

У контексті моніторингу пацієнтів, агрегація сигналів датчиків розглядається як злиття різнорідних даних для визначення сукупного індексу стану здоров’я. Процес злиття даних включає стадію класифікації з використанням правил нечіткої логіки, які базуються на експертних знаннях, та стадію ідентифікації стану пацієнта при виявленні аномальних даних з використанням алгоритмів машинного навчання. Експертні системи поєднують в собі знання експертів для визначення набору правил, відповідно до яких формуються висновки. З іншого боку, методи машинного навчання ідентифікують класи сигналів відповідно до набору навчальних даних для прийняття рішень.

Телеметрична система являє собою мережу сенсорних пристроїв моніторингу з програмними компонентами, які відповідають за агрегацію та аналіз даних. Сенсорний блок набору датчиків вимірює наступні показники: частоту серцевих скорочень, насичення артеріального кисню, швидкість дихання і температуру тіла. Процес моніторингу зосереджено на фіксації суттєвих відхилень показників від норми. Особлива увага приділяється обробці сигналів у режимі реального часу при виявлені аномальних даних для прогнозування перебігу захворювання, тобто аналіз даних передбачає конвеєрну обробку сигналів. Технологічні аспекти моніторингу пов’язані з визначенням формату повідомлень та застосуванням прикладних програмних додатків аналізу даних. Система контролю [1] реалізує зворотній зв’язок у вигляді рекомендацій щодо швидкої допомоги або активації медикаментозних ін’єкцій при отриманні сигналів тривоги.

Мета полягає у розробці прототипу багато-параметричної системи моніторингу з функціями аналізу поточних даних, оцінки стану суб’єктів моніторингу та виявлення аномальних значень життєве важливих ознак для визначення ризиків і прогнозування можливих причин погіршення стану пацієнта.

Постановка проблеми

Нечітка логіка є одним з методів штучного інтелекту, при якому когнітивність досягається за рахунок створення нечітких класів об'єктів. Теорія нечіткої логіки математично описує невизначеності, пов'язані з прийняттям рішень, за рахунок створення класів об'єктів з нечіткими межами між сусідніми класами. У середині перехресної області об'єкт має часткове членство у кожному класі. Евристичний підхід нечіткої логіки потребує визначення правил, при яких категорії об'єктів мають нечіткі межі. Формулювання повного набору правил є громіздким завданням. Технологія методу нечіткої логіки забезпечує інструмент опису характеристик систем щодо яких не визначені точні математичні моделі аналізу.

Звичайні класифікаційні підходи використовують кластеризацію категорій даних. Обмеження таких механізмів пов'язані з відсутністю способу визначення межі між кластерами. Коли немає чіткої межі, що розділяє два класи (наприклад, різні ознаки стану пацієнта нечітко визначені), підхід з нечіткою логікою є більш прийнятним.

Правила нечіткої логіки показників моніторингу допускають багатозначність причин погіршення стану пацієнта. Наприклад, низький кров'яний тиск і низька температура тіла пацієнта вказує на серйозну втрату крові або недостатню кількість рідини в організмі. Для даної ситуації треба визначити можливі типи нозологій, які відповідають однаковому значенню індексу стану здоров’я пацієнта.

На відміну від підходів, що базуються на знаннях, при машинному навчанні модель може бути визначена із самих даних, уникаючи залежності від правил. Наприклад, використовуючи метод опорних векторів, нейронних мереж чи генетичного алгоритму. Ці методи розрізняють «нормальні» та «аномальні» дані, вивчаючи характеристики набору навчальних даних.

Для автоматизованих систем моніторингу процес навчання потребує великих статичних наборів даних для визначення «нормального» та «аномального» стану пацієнта. Алгоритми штучного інтелекту не працюють добре, коли набори даних для навчання обмеженні та коли зразки даних постійно змінюються. Це ставить проблему з набором інформації щодо класифікації аномальних чи критичних ситуацій. Дані «аномального» стану, як правило, важко отримати, тому що приклади аномальної фізіології зустрічаються як виняток, порівняно з кількістю прикладів

нормального стану пацієнта. Крім того, фізіологія пацієнтів може бути настільки різною, що класифікація усіх можливих випадків фіксації «аномальних» даних недоцільна. Це мотивує використання тільки класу «нормальності» фізіологічного стану пацієнта для застосування методів машинного навчання щодо виявлення можливих причин погіршення стану пацієнта. Дані, що належать до моделі «нормальності», вважаються «нормальними», в іншому випадку – «аномальними». Для цих випадків потрібно вводити порогове значення межі «нормальності».

Процес моніторингу зосереджено на різних категоріях пацієнтів, наприклад, для профілактики пацієнтів з хронічними захворюваннями або пацієнтів, які відновлюються після операції у відділенні інтенсивної терапії. Обидві ці категорії стосуються пацієнтів з високим ризиком можливих ускладнень стану здоров'я. Проблема моніторингу полягає у виявленні змін стану пацієнта від стабільного до критичного, що може призвести до важких наслідків. Система раннього попередження повинна мати високу «чутливість» до погіршення стану пацієнта і мінімізувати кількість помилкових спрацювань сигналів тривоги. Побудова моделей класифікації та ідентифікації різних категорій пацієнтів повинна сприяти розумінню причин зміни їх фізіологічного стану та розпізнати типи можливих аномалій показників моніторингу.

Експертна система на основі правил нечіткої логіки

Нечітка логіка є методологію прийняття рішень, яка заснована на правилах продукційної моделі з використанням лінгвістичних змінних. З лінгвістичною змінною пов'язана фізична величина, яка визначає якісні ознаки станів системи через набір термінів (наприклад, «низький», «середній», «високий»).

Методологія включає визначення правил у термінах мови нечіткої логіки для співставлення вхідних даних з вихідними значеннями логічних змінних. Основою логічного висновку є база правил, які містять висловлювання у формі «якщо-то», та функції належності відповідних лінгвістичних термінів. Процес аналізу передбачає визначення належності елемента до нечіткої множини і повертає його значення у діапазоні [0,1], де «0» означає відсутність, а «1» – належність елемента до множини.

Продукційні правила складаються з вхідних посилок і висновку, що записуються у вигляді набору логічних висновків: «якщо (посилка) – то (висновок)». Кілька посилок у правилі об'єднуються за допомогою логічних зв'язків «і», «або». Процес базується на попередній заяві, від якої робиться висновок, і тоді виконується дія. На основі вхідних даних запускається цикл «розпізнавання-дія» перебираючи набір визначених правил.

Процес керування пов'язується з вихідною змінною, але результат логічного висновку є нечітким для сприйняття команд виконавчим пристроєм. Тому необхідні засоби переходу від нечітких значень до певних величин, тобто перетворення лінгвістичних змінних у числові аналоги. Функціональні компоненти аналізу вхідних змінних пов'язані з фазифікацією (введенням значення лінгвістичної змінної), а прийняття рішень з дефазифікацією (перетворення у числове значення за ступенем належності). Продукційні правила формуються для відображення входів на процес прийняття рішень.

Моніторинг життєво важливих ознак пацієнтів

Система моніторингу стосується збору та аналізу інформації про поточний стан пацієнтів. Програмне забезпечення, яке базується на правилах нечіткої логіки, фіксує відхилення показників від норми для оцінки ризику захворювання та формування

сигналів «тривоги». Набір правил, відповідно до оцінки ранніх попереджень – EWS, розроблено для моніторингу температури тіла (T), пульсу (Hr), насичення крові киснем (SPO2), частоти дихання (Rr). Значення показників наведено у Таблиці1.

Таблиця 1. Оцінка ризиків захворювання

EWS	**Low-3**	**Low-2**	**Low-1**	**Normal**	**High-1**	**High-2**	**High-3**
Оцінка	**3**	**2**	**1**	**0**	**1**	**2**	**3**
T		<36.2		36 ÷ 37.2	37 ÷ 38	>37.5	
Hr		<50	45 ÷ 60	55 ÷ 100	95 ÷ 110	105 ÷ 130	>125
SPO2	<85	83 ÷ 90	87 ÷ 95	>93			
SBP	<75	70 ÷ 85	80 ÷ 100	95 ÷ 190		>185	
Rr		<15		10 ÷ 30	>25		

Відповідно до Таблиці 1 вводимо набори функцій належності показників: температури μ(T); пульсу μ(Hr); насичення киснем μ(SO2); частоти дихання μ(Rr).

Приклад набору функцій температури для оцінювання груп ризику:

Hypothermia = FuzzySet (34.0, 34.0, 35.0, 36.2); // Гіпотермія (TLow2 = 2)

Normal = FuzzySet (36.0, 36.2, 36.8, 37.0); // Нормальний стан (TNormal = 0)

Febricula = FuzzySet (36.8, 37.0, 37.8, 38.0); // Нездужання (THigh1 = 1)

Fever = FuzzySet (37.8, 38.0, 41.0, 41.0); // Лихоманка (THigh2 = 2)

Вимірювання поточного значення показників визначає рівень ризику захворювання пацієнта. Після визначення груп ризику, формуються висновки:

Якщо	Low2	Normal	High1	High2
To	Hypotermia	Normal	Ferbicula	Fever

Ідентифікація семантичних випадків відбувається через лінгвістичні змінні Xi (i=1…N) вхідних даних, що вимірюються датчиками Si (*i* =1..N). Змінна Xi задається набором функцій з термінами Ti,j (j=1...mi). Набір термінів {Ti,j} визначає сценарії, які можуть статися відповідно до бази правил Rk (k=1..M), де

правила Rk перевіряють значення лінгвістичних змінних і мають вигляд:

Rk: IF Xi is Ti,j and…and Xn is Tn,k then Y is Ck.

З правилами Rk пов'язана вихідна змінна Y, яка позначає окремі випадки Ck (k=1…m) можливих комбінацій вхідних даних. При конкретному наборі датчиків T, Hr, SO2, Rr утворюються M=4*6*4*3=288 правил. Вихідна змінна визначає рівень ризику, який поділяється на групи.

Розглянемо приклад моніторингу тільки температури та пульсу, з набором M = 24 правил. Для даного сценарію, значення Y визначається відповідно до Таблиці 1.

Таблиця 2. Визначення ризиків, які відповідають значенням змінної Y

Risk Level	**PLow2**	**PLow1**	**PNormal**	**PHihg1**	**PHigh2**	**PHigh3**
TLow2	4	3	2	3	4	5
TNormal	2	1	0	1	2	3
THigh1	3	2	1	2	3	4
THigh2	4	3	2	3	4	5

Приклад вихідної функції при вимірюванні тільки температури та пульсу, з набором M = 24 правил, наведено на графіку, де вихідна змінна рівня ризику Y поділена на 6 розділів:

де NR0 = FuzzySet(0.0, 0.0, 0.0, 0.5); LR1 = FuzzySet(0.5, 1.0, 1.0, 1.5);
LR2 = FuzzySet(1.5, 2.0, 2.0, 2.5); LR3 = FuzzySet(2.5, 3.0, 3.0, 3.5);
HR1 = FuzzySet(3.5, 4.0, 4.0, 4.5); HR2 = FuzzySet(4.5, 5.0, 5.0, 5.0).

Приклади сформованих правил для датчиків температури (Temp) і пульсу (Pulse):

IF Temp is N0Temp (0.00) AND Pulse is N0Puls (0.00) THEN Risk is N0N0 (0.00);
IF Temp is N0Temp (0.00) AND Pulse is H1Puls (1.00) THEN Risk is N0H1 (1.00);
IF Temp is H1Temp (1.00) AND Pulse is N0Puls (0.00) THEN Risk is H1N0 (1.00);
IF Temp is H1Temp (1.00) AND Pulse is N0Puls (0.00) THEN Risk is H1N0 (1.00);

-
IF Temp is H2Temp (2.00) AND Pulse is H2Puls (2.00) THEN Risk is H2H2 (4.00);
IF Temp is L2Temp (2.00) AND Pulse is H3Puls (3.00) THEN Risk is L2H3 (5.00);
IF Temp is H2Temp (2.00) AND Pulse is H3Puls (3.00) THEN Risk is H2H3 (5.00).

Множини HR1 та HR2 значень вихідної функції Y покривають випадки комбінації аномальних показників. Наприклад, низький кров'яний тиск і низька температура тіла вказують на серйозну втрату крові або недостатню кількість рідини в організмі.

Для демонстрації технологічності функціонування експертної системи з 24-ох правил при визначенні рівня ризику було використано бібліотеку eFLL [2] для контролера Arduino Yun з датчиками температури тіла і пульсу [3].

Таблиця 3. Визначення ризиків при поточних значеннях температури і пульсу

Поточні значення	**Оцінка ризику**	**Рівень Ризику**
Temperature (C): 37.83 Puls (bpm): 60	Temperature: 0.00, 0.00, 0.83, 0.17 PRbpm: 0.00, 0.00, 1.00, 0.00, 0.00, 0.00	Risk: 1.24
Temperature (C): 36.88 Puls (bpm): 60	Temperature: 0.00, 0.58, 0.42, 0.00 PRbpm: 0.00, 0.00, 1.00, 0.00, 0.00, 0.00	Risk: 0.69
Temperature (C): 35.57 Puls (bpm): 60	Temperature: 1.00, 0.00, 0.00, 0.00 PRbpm: 0.00, 0.00, 1.00, 0.00, 0.00, 0.00	Risk: 2.00
Temperature (C): 35.98 Puls (bpm): 50	Temperature: 0.54, 0.46, 0.00, 0.00 PRbpm: 0.00, 1.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00	Risk: 2.05
Temperature (C): 35.75 Puls (bpm): 50	Temperature: 1.00, 0.00, 0.00, 0.00 PRbpm: 0.00, 1.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00	Risk: 3.00

Система використовує механізм логічного висновку за принципом Мамдоні з комбінацією «AND» вхідних сигналів. Система має один вихід, який описує стан пацієнтів. Вихідне чітке значення задається процесом дефазифікації. Агрегування нечітких виходів у чітке значення здійснюється для формування діагностичних висновків та прийняття рішень.

Аналіз фізіологічних сигналів

Базовий блок моніторингу передбачає модуль агрегації та обробки даних, FuzzyLogic програмний код. На першому етапі датчики вузла моніторингу вимірюють показники пацієнтів, а програмний модуль виявляє аномальні дані для транспортування їх до серверної платформи. Медичний запис з даними подається у форматі JSON [5], який є відкритим стандартом для обміну інформацією між Web-додатками через RESTful Web-сервіс. Повідомлення передаються "feed" стрічкою:

{"feed":{"title":"Vitals Record", "id": "urn:uuid", "updated": "2017-01-12 T10:20:01"},
"Vitals": [
{"sensing":"Temperature",
"content":{"update": "2017-01-12T10:20:01", "PacketDuration": "PT1S"},
"entity":{"title": "temperature", "value": "36.72", "metric": "C"}
},
{"sensing":"Heart rate",
"content":{"update": "2017-01-12 T10:20:01", "PacketDuration": "PT1S"},
"entity":{"title": "PRbpm", "value": "70", "metric": "bpm"}
},
{"sensing":"Oxygen saturation",
"content": {"update": "2017-01-12 T10:20:01", "PacketDuration": "PT1S"},
"entity": {"title": "SO2", "value": "95.12", "metric": "%"}
}]}.

База даних сервера системи об'єднує різні типи даних, враховуючи значення критичних показників пацієнта.

Ідентифікація аномальних значень показників моніторингу

Для виявлення аномальних значень життєве важливих ознак пацієнтів у реальному часі, застосуємо інструмент компанії Numenta – NuPIC та Numenta Anomaly Benchmark (NAB) [5]. Потокова обробка даних надає важливу інформацію у критичних ситуаціях. Пристрої моніторингу повинні обробляти дані одночасно з прогнозуванням. Базовий інструмент NuPIC, використовує алгоритм ієрархічної тимчасової пам'яті для виявлення аномалії в потоці даних – {час: значення}. При аналізі динамічної характеристики додаток накопичує «незвичайні» дані, без з'ясування причин аномалії. Для прогнозування стану пацієнтів потрібна сукупність динамічних характеристик від набору датчиків моніторингу.

Спостереження за фізіологічними показниками пацієнта повинно бути максимально точним, оскільки відсутній набір даних для навчання може призвести до не виявлення небажаних тенденцій. Відсутність систематизованого набору навчальних даних потребує інструмента оцінки алгоритмів виявлення аномалій. Інструмент NAB надає загальну систему оцінок, за допомогою якої можна порівняти різні алгоритми виявлення аномалій.

Архітектура системи моніторингу

Система складається з мережі персональних пристроїв моніторингу та серверу обробки даних. Додаткові компоненти системи відповідають за маршрутизацію повідомлень, формування бази даних та оперативного аналізу. Шлюз підтримує протоколи зв'язку REST, MQTT, COAP для прийому даних та передачі вихідних повідомлень, які відповідають стандарту 3G. Вузли та координатори мережі обмінюються повідомленнями за принципами конвеєрної архітектури. Оскільки програмні компоненти виконують запити ініціалізації та обслуговування, архітектура системи відповідає структурі з розподіленою обробкою даних. Стратегія моніторингу базується на методології визначення аномальних даних. Повідомлення містять ідентифікатор користувача, часову мітку та фізіологічні показники абонента. Зміст повідомлення налаштовується для кожного пацієнта, виходячи з його поточного стану. Серверна служба моніторингу фіксує надзвичайні ситуації та активує процедури, пов'язані з невідкладною медичною допомогою.

Як базовий блок моніторингу використано контролер Arduino Yun з набором датчиків, який підтримує протокол WebSocket у форматі HTTP5. Система застосовує мережу пристроїв моніторингу для виявлення стану пацієнтів або надзвичайних подій. Для цього потрібні відповідні методи опису подій, які закладаються у правила, щоб сенсорні вузли змогли «виявити» їх.

Література

1. Mayilvaganan M., Rajeswari K. Risk Factor Analysis to Patient Based on Fuzzy Logic Control System, International Journal of Engineering Research and General Science, 2014, Vol. 2, Issue 5, p.185-190.
2. AJ O. Alves [Електронний ресурс].– Режим доступу: https://github.com/zerokol/eFLL .
3. Хорозов О.А. Застосування методів нечіткої логіки для телемедичних систем// Кибернетика и вычислительная техника – ВД «Академперіодика» НАН України – 2017, № 2, с. 36-48.
4. Sriparasa S. JavaScript and JSON Essentials, 2013 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://books.google.co.in/books?id=MZOkAQAAQBAJ
5. The Numenta Anomaly Benchmark, [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://github.com/numenta/NAB

References

1. Mayilvaganan M., Rajeswari K. Risk Factor Analysis to Patient Based on Fuzzy Logic Control System, International Journal of Engineering Research and General Science, 2014, Vol. 2, Issue 5, p.185-190.
2. AJ O. Alves [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu: https://github.com/zerokol/eFLL .
3. Khorozov O.A. Zastosuvannia metodiv nechitkoi lohiky dlia telemedychnykh system// Kybernetyka y vыchyslytelnaia tekhnyka – VD «Akademperiodyka» NAN Ukrainy – 2017, № 2, s. 36-48.
4. Sriparasa S. JavaScript and JSON Essentials, 2013 [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu: https://books.google.co.in/books?id=MZOkAQAAQBAJ
5. The Numenta Anomaly Benchmark, [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu: https://github.com/numenta/NAB

RESUME

O.A. Khorozov

Monitoring patients using fuzzy logic and machine learning methods

The methods of artificial intelligence for automatically detecting the deterioration of the patient's condition are studied, using data from patient observations in real time. The aim is to develop an expert system for calculate the risk level of the patient's health. The system is intended for the diagnosis and control of patients according to the method of fuzzy logic for decision-making. The method is based on expert knowledge, which is embedded in the rules of fuzzy logic to compare with the values of patient indicators and predict the risk of the disease. Expert assessments contained in the fuzzy logic rules are compared with the current values of the indicators for assessing the disease risk. The application detects anomalous values of monitoring data, generates a medical report and sends it to the server.

The class of “normal” physiological conditions and boundary of “normality” for machine learning model is determined. The meaningful deviation of the values from the norm is identified as an “abnormal” class for further diagnosis of the causes of patient's condition deteriorating.

To detect abnormal values of patient's vital signs in real time the NuPIC and Anomaly Benchmark tools are applying. In the analysis of dynamic characteristics, the application accumulates "unusual" data. The lack of training data requires an instrument for evaluating algorithms for detecting abnormalities. The NAB tool provides a generic system of estimates that used to compare different algorithms for detecting abnormalities.

The Arduino Yun controller as the monitoring unit is used a sensor set and supports Web Socket protocol.

Надійшла до редакції 23.10.2017